

论文

基于微波亮温及集合 Kalman 滤波的土壤湿度同化方案

贾炳浩^{①②}, 谢正辉^{①*}, 田向军^①, 师春香^③

① 中国科学院大气物理研究所, 北京 100029;

② 中国科学院研究生院, 北京 100049;

③ 中国气象局国家卫星气象中心, 北京 100081

* 联系人, E-mail: zxie@lasg.iap.ac.cn

收稿日期: 2009-01-16; 接受日期: 2009-09-24

国家重点基础研究发展计划项目(编号: 2010CB428403, 2009CB421407)、财政部/科技部公益类行业专项(编号: GYHY200706005)和国家高技术研究发展计划项目(编号: 2007AA12Z144, 2009AA12Z129)资助

摘要 基于集合 Kalman 滤波及 SCE-UA(shuffled complex evolution)算法发展了能够直接同化微波亮温的土壤湿度同化方案. 该方案以陆面过程模式 CLM 3.0 中的土壤水模型作为预报算子, 以辐射传输模型作为观测算子. 整个同化过程分为参数优化和土壤湿度同化两个阶段, 利用 SCE-UA 算法优化辐射传输模型中难以确定的植被光学厚度参数和地表粗糙度参数, 并利用优化参数作为观测算子的模型参数进行同化. 通过人工理想试验表明该同化方案可以明显改善表层土壤湿度的模拟精度, 并且对深层土壤湿度的模拟也有一定程度的改善; 利用 AMSR-E 亮温(10.65 GHz 垂直极化)所进行的实际同化试验表明顶层(0~10 cm)土壤湿度同化结果与观测的均方根误差(RMSE)由模拟的 0.05052 减小到 0.03355, 相对减小了 33.6%, 而较深层(10~50 cm)平均减小了 20.9%. 这些同化试验显示该同化方案的合理性.

关键词
陆面数据同化
土壤湿度
集合 Kalman 滤波
SCE-UA 算法
辐射传输模型
AMSR-E

土壤湿度在陆气相互作用中起着重要的作用, 它通过改变地表能量中感热和潜热通量的分配^[1,2], 从而对天气、气候产生较大影响^[3]. 因此, 具有一定精度和时空分布的土壤湿度资料对于天气与气候模式的发展意义重大, 而目前观测的土壤湿度相当稀少, 且均为不连续分布, 时间间隔长, 其适用性受到很大的限制. 另一方面, 由于受各种物理过程参数化方案以及大气强迫等不确定因素的限制, 利用陆面过程模型模拟的土壤湿度还难以达到满意的精度^[4].

微波遥感(特别是低频)由于对表层土壤湿度信息比较敏感^[5], 可以通过各种反演方法来估计几到十几厘米土壤湿度的分布^[6-8], 但它对于更深层土壤湿度却无能为力, 且其精度也存在一定的问题.

陆面数据同化起源于大气和海洋同化, 它能够充分利用陆面模式和各种观测信息(如站点观测、遥感资料等)得到陆面变量的最优估计. 近年来, 人们通过同化土壤湿度站点观测资料来改善土壤湿度估计^[9-14]. De Lannoy 等^[15]基于陆面过程模型 CLM 2.0

引用格式: Jia B H, Xie Z H, Tian X J, et al. A soil moisture assimilation scheme based on the ensemble Kalman filter using microwave brightness temperature. *Sci China Ser D-Earth Sci*, 2009, 52: 1835-1848, doi: 10.1007/s11430-009-0122-z

和集合 Kalman 滤波方法分析了同化深度和同化频率对土壤湿度同化结果的影响; 为了考虑土壤冻融过程和次网格变异性, Tian 等^[16,17]分别采用 Dual-Ensemble Kalman 滤波和 Dual-Unscent Kalman 滤波算法构建同时优化模型参数和状态变量的双通优化框架进行同化试验, 结果表明它不仅可以提高表层土壤湿度模拟精度, 并且对深层土壤湿度也有一定程度地改善.

具有较高时间、空间分辨率的 SSM/I, TMI, AMSR-E 等微波遥感数据极易获得, 其在陆面数据同化系统中的应用也逐渐成为研究的热点. Crosson 等^[18]结合分布式水文模型 SHEELS 和扩展 Kalman 滤波算法, 利用微波辐射传输模型同化 S 和 L 波段微波亮温, 在降雨数据不准确的情况下, 同化后土壤湿度廓线比模式模拟更接近观测. Li 等^[19]提出了用极快速模拟再退火算法和 SiB2 模型同化 TMI 低频亮温(10.7 GHz), Huang 等^[20]在此基础上用集合 Kalman 滤波同化算法针对青藏高原也进行了类似试验. 这些方案均表明同化微波亮温可以改善模式模拟的土壤湿度分布. 然而研究表明^[21-24]: 植被和地表非均匀性对辐射传输模型模拟的亮温有很大影响, 并且它们具有较大的不确定性, 因而获得一组合适的植被光学厚度和地表粗糙度参数对陆面数据同化中微波遥感数据的应用具有重要意义. 为此, Yang 等^[25]发展了同化 AMSR-E 垂直极化 6.9 和 18.7 GHz 亮温估计土壤水分和能量平衡的自动率定系统.

在 Yang 等^[25]工作的基础上, 本文发展了一个基于集合 Kalman 滤波方法^[26]和 SCE-UA(shuffled complex evolution)优化算法^[27]的双通土壤湿度同化方案. 它利用土壤水模型作为预报算子估计土壤湿度的分布, 并利用辐射传输模型作为观测算子同化微波亮温, 从而实现与陆面过程模型 CLM 3.0^[28]的“离线”耦合. 整个同化方案包括参数优化和土壤湿度同化两个阶段, 本文与 Yang 等^[25]都采用双通优化的框架, 但本研究的优化系统是嵌入在集合 Kalman 滤波这一较为先进且在陆面数据同化中被广泛应用的同化方法; 另外, 此同化方案在参数优化阶段并未使用土壤湿度指数(soil wetness index, SWI)^[25]调整驱动辐射传输模型的表层土壤湿度, 而是对参数优化也采用了随机给定参数初始值以消除初始值的设置对最终的优化结果影响. 本文将通过一个人工理想试验来验证其可行性, 并利用 AMSR-E 亮温资料进

行实际同化试验.

1 模型和方法

本研究发展的双通土壤湿度同化方案采用美国国家大气研究中心 NCAR 的陆面过程模型 Community Land Model Version 3.0(简称为 CLM 3.0)^[28]作为平台, 它包括预报算子、观测算子、算法(同化和优化)和观测数据等, 一维土壤水模型作为预报算子模拟土壤湿度的分布, 微波辐射传输模型作为观测算子模拟微波亮温, 同化算法采用目前较为流行的平方根分析集合 Kalman 滤波方法^[26], SCE-UA 算法^[27]被用来优化辐射传输模型中植被光学厚度和地表粗糙度参数, 输入数据包括大气强迫数据和微波亮温(本文取 10.65 GHz)以及所需的地表参数集(土壤质地、叶面积指数等). 由于垂直极化相对于水平极化对植被不太敏感^[29], 故本研究选取垂直极化亮温.

1.1 土壤水模型

为了计算方便(不考虑水热耦合和冻融过程), 模型算子采用 CLM 3.0 中使用的一维土壤水垂直运动方程^[28](忽略水平流动):

$$\frac{\partial \theta}{\partial t} = -\frac{\partial q}{\partial z} - E - R_{fm}, \quad (1)$$

其中, θ 是土壤体积含水量($\text{m}^3 \cdot \text{m}^{-3}$), q 是垂直土壤水通量($\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$), E 是蒸发速率($\text{mm} \cdot \text{s}^{-1}$), R_{fm} 是融化(负值)或冻结(正值)速率(为简便, 本研究中 R_{fm} 取为零), z 是到地面的垂直距离(q 和 z 取向向下为正). 土壤水分通量 q 可根据 Darcy 定律^[30]来计算:

$$q = -k \frac{\partial(\psi + z)}{\partial z}, \quad (2)$$

这里, $k = k_s(\theta/\theta_s)^{2b+3}$ 是水力传导率, $\psi = \psi_s(\theta/\theta_s)^{-b}$ 是土壤水势, k_s , ψ_s , θ_s 和 b 均为常数. 本文中采用与 CLM 3.0 一样的土壤分层, 即分成 10 层厚度不均的土壤层(具体见 Oleson 等^[28]), 采用有限元质量集中法计算土壤水模型^[31,32]. 上边界条件为

$$q_0(t) = -k \left. \frac{\partial(\psi + z)}{\partial z} \right|_0, \quad (3)$$

这里, $q_0(t)$ 是地表水分通量(文中作为入渗, E 取为零), 下边界通量是零通量, 即 $q_l=0$.

1.2 微波辐射传输模型

微波辐射传输模型用来模拟大气层顶微波亮温,

在低频波段(如<20 GHz), 微波信号受大气影响很小, 故本文不考虑大气的削弱作用, 认为植被层顶亮温约等于大气层顶亮温. 同 Mo 等^[33]和 Yang 等^[25], 在没有雪盖的地方, 忽略地表植被间多次散射, 植被层顶微波亮温根据以下公式给出:

$$T_{b,p} = T_g(1 - r_{s,p}) \exp(-\tau_c) + T_c(1 - \omega)[1 - \exp(-\tau_c)] \cdot [1 + r_{s,p} \exp(-\tau_c)], \quad (4)$$

其中, 下标 p 表示极化方向(垂直或水平极化), $r_{s,p}$ 是土壤反射率, τ_c 和 ω 分别是植被光学厚度和单次散射反照率, T_g 和 T_c 分别是地表温度和植被温度. 文中将采用与 Yang 等^[25]相同的辐射传输模型.

为了考虑地表粗糙度对微波辐射的影响, 采用 Q - H 模型计算土壤的反射率^[34]:

$$r_{sh} = [(1 - Q) \cdot R_h + Q \cdot R_v] \exp(-H), \quad (5a)$$

$$r_{sv} = [(1 - Q) \cdot R_v + Q \cdot R_h] \exp(-H), \quad (5b)$$

其中, h 和 v 分别表示垂直和水平极化, Q 和 H 是表示地表粗糙度的经验参数, 光滑地表的 Fresnel 反射率 R_h 及 R_v 可用以下公式计算:

$$R_h = \frac{\left| \cos \theta - \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta} \right|^2}{\left| \cos \theta + \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta} \right|^2}, \quad (6a)$$

$$R_v = \frac{\left| \epsilon_r \cos \theta - \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta} \right|^2}{\left| \epsilon_r \cos \theta + \sqrt{\epsilon_r - \sin^2 \theta} \right|^2}, \quad (6b)$$

土壤介电常数 ϵ_r 的计算见 Dobson 等^[35]和 Ulaby 等^[36]. 在公式(4)和(5)中的植被光学厚度及地表粗糙度等参数根据以下公式计算^[21,22,29,37]:

$$Q = Q_0(k \cdot \sigma)^{0.795}, \quad (7)$$

$$H = (k \cdot \sigma)^{\sqrt{0.1 \cos \theta}}, \quad (8)$$

$$\tau_c = b'(100\lambda)^{\chi} w_c / \cos \theta, \quad (9)$$

$$w_c = \exp(\text{LAI} / 3.3) - 1, \quad (10)$$

$$\sigma = 0.00083 / \lambda, \quad (11)$$

其中, $k=2\pi/\lambda$ 表示波数, λ 是波长(m), σ 表示地表均方根高度, θ 是入射角, w_c 是植被含水量($\text{kg} \cdot \text{m}^{-2}$), LAI 是叶面积指数($\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$), 而 b' , χ 和 Q_0 是经验系数.

根据 Jakson 和 Schmugge 等^[21], χ 可取为 -1.08(茎为主, 如小麦)或者 -1.38(叶为主, 如大豆). 由于陆面过程模型 CLM 3.0 中土壤孔隙度可以利用砂土含量计算, 即 $\theta_{\text{sat},i} = 0.489 - 0.00126 \cdot (\text{sand}\%)_i$ (具体见文献 Oleson 等^[28]中的公式 7.72), 其中 $\theta_{\text{sat},i}$ 和 $(\text{sand}\%)_i$ 分别

表示第 i 层的土壤孔隙度和砂土含量. 为避免引入过多待估计的参数带来较多的不确定性以及计算量, 因此本文的参数优化仅仅针对辐射传输模型中几乎无法给出参数值的那些参数, 而不把陆面模式里面的参数也同时优化进来. 由于 b' , σ 和 Q_0 这 3 个参数在实际中很难确定, 而且它们对模拟的亮温影响很大, 故本文把它们作为待优化的参数.

1.3 平方根分析集合 Kalman 滤波算法

Evensen^[26]在标准集合 Kalman 滤波^[38]的基础上提出了一种新的平方根分析方案, 它在计算分析场集合时不需要观测扰动, 从而能够减小或消除观测扰动带来的样本误差, 另外, 该算法在计算分析场的结构时不需要引入额外的附加假设和近似, 例如不需要假设观测扰动与状态变量集合扰动的无关性, 也不需要观测误差协方差矩阵求逆等, 并且该算法计算也很简便.

从传统 Kalman 滤波分析方程的协方差矩阵更新出发, 采用平方根算法计算集合状态变量扰动的更新:

$$P^a = P^f - P^f H^T (HP^f H^T + R)^{-1} HP^f, \quad (12)$$

其中, H 是观测算子, P 和 R 分别是状态误差协方差矩阵和观测误差协方差矩阵, 上标 a, f 和 T 分别表示分析场、预报场和矩阵转置. 假设 A 和 A' 分别是集合状态矩阵和集合扰动矩阵, 本文中状态变量为土壤体积分含水量, 则 $A = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N) \in \mathbb{R}^{n \times N}$. 除此之外, 观测向量 $d \in \mathbb{R}^m$ (本文观测取为微波亮温), E 是观测扰动集合, 定义矩阵 $S=HA'$ 和 $C = SS^T + (N-1)R$. 该算法按照下面的步骤执行:

(1) 计算出矩阵 C , 然后对 C 进行特征值分解, 即 $Z\Lambda Z^T = C$;

(2) 更新状态变量的集合平均值 $\overline{\theta^a} = \overline{\theta^f} + A'S^T Z\Lambda^{-1} Z^T (d - H\overline{\theta^f})$;

(3) 计算矩阵 $X_2 = \Lambda^{-1/2} Z^T S$;

(4) 进行 SVD 分解 $U_2 \Sigma_2 V_2^T = X_2$;

(5) 求解状态变量的分析集合扰动 $A^a = A'V_2 \sqrt{I - \Sigma_2^{-1} \Sigma_2} \Theta$ (Θ 是任意正交矩阵), 然后再加上(2)计算得到的集合分析平均值 $\overline{\theta^a}$, 便可得到状态变量的分析场 A^a .

1.4 SCE-UA 优化算法

SCE-UA 算法是 Duan 等^[27]在求解概念性降雨径流模型参数自动率定优化问题时, 针对问题的非线性、多极值、没有具体的函数表达式和区间型约束等特点, 提出的一种优化算法. 该算法结合了现有优化算法(包括遗传算法等)中的一些优点, 可以解决高维参数的全局优化问题, 且不需要显式目标函数或目标函数的偏导数等, 它是一种解决非线性约束最优化问题的有效方法, 可以找到全局最优解. SCE-UA 算法的具体过程及应用详见 Duan 等^[27,39].

1.5 同化方案流程

本文中土壤湿度同化方案的流程如图 1 所示, 它主要分为参数优化和土壤湿度同化两个阶段. 首先利用大气强迫数据驱动陆面过程模型, 把得到的入渗作为土壤水模型的上边界条件, 并且把输出的植被温度、地表温度等作为辐射传输模型的输入, 而辐射传输模型所需要的土壤质地(砂土和黏土含量)、叶面积指数等参数来自于陆面过程模型的地表参数集.

(1) 参数优化. 本文采用 SCE-UA 优化算法对 1.2 中所描述的辐射传输模型的 3 个模型参数 b' , σ 和 Q_0 进行优化. 定义如下的代价函数:

$$F = \sum_{t_1=1}^m (T_{b,est}^{10.6V} - T_{b,obs}^{10.6V})^2, \quad (13)$$

其中, $T_{b,est}^{10.6V}$ 和 $T_{b,obs}^{10.6V}$ 分别是 10.65 GHz 垂直极化的模拟和观测亮温. 在一个较长的时间段, 根据观测数分成 t_{pass1} 个“窗口”(如观测 1 天 1 次, 则“窗口”长度 m 取为 1 d), 待优化参数任取一组随机初始值, 有观测时利用 SCE-UA 优化算法, 通过求解代价函数的最小值

进行参数优化, 可得到 t_{pass1} 组参数值, 最后求出优化参数在所有窗口的平均值, 即

$$\bar{b}' = (1/t_{pass1}) \sum_{t_1=1}^{t_{pass1}} b'_{t_1}, \quad \bar{\sigma} = (1/t_{pass1}) \sum_{t_1=1}^{t_{pass1}} \sigma_{t_1},$$

$$\bar{Q}_0 = (1/t_{pass1}) \sum_{t_1=1}^{t_{pass1}} Q_{0,t_1},$$

作为下一阶段中观测算子的模型参数.

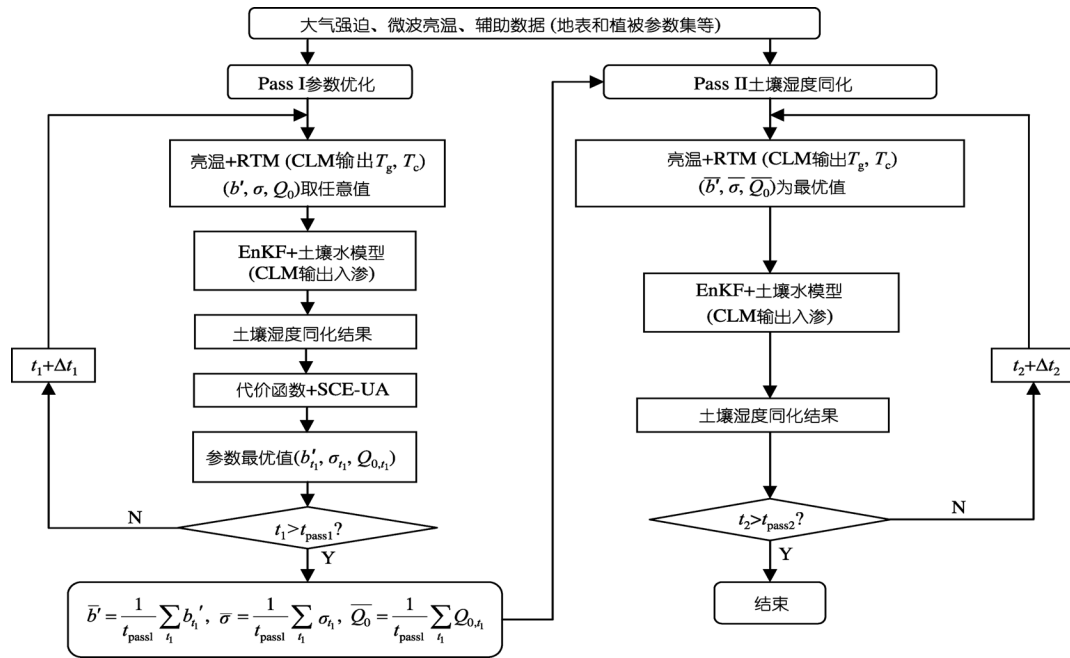


图 1 土壤湿度同化方案流程图

CLM 为陆面过程模型(Community Land Model), RTM 表示辐射传输模型, EnKF 表示集合 Kalman 滤波, T_g 和 T_c 分别是地表温度和植被温度

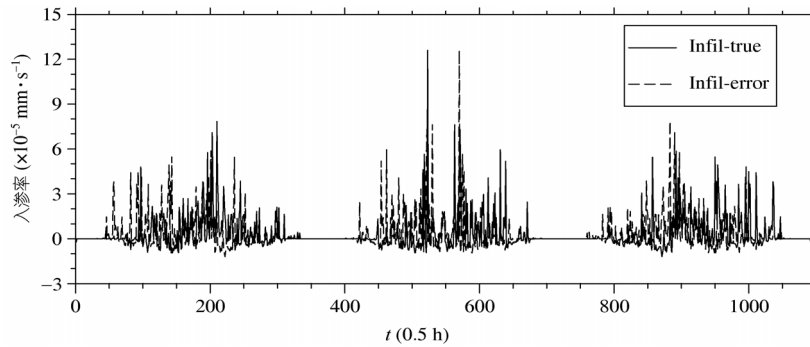


图2 用于土壤水模型的入渗时间序列

实线表示正确的入渗(Infil-true), 虚线表示有误差的入渗(Infil-error), 横坐标为时间(步长为 0.5 h)

(2) 土壤湿度同化. 利用上一阶段优化参数后的辐射传输模型作为观测算子, 在给定时间内基于集合 Kalman 滤波算法直接同化微波亮温来改善土壤水模型预报结果, 最后得到土壤湿度分布的最优估计.

2 同化试验

2.1 理想试验

为了验证土壤湿度同化方案的可行性, 下面首先利用“人造数据”进行理想试验. 选取站点 (110.85°E, 40.85°N), 并利用基于观测的 3 h 大气强迫数据^[40,41]驱动陆面过程模型 CLM 3.0. 其时间步长取为 0.5 h, 在“Spin-up”10 年之后得到 2002 年期间共计 1092 时间步的入渗作为真实的输入场 (Infil-true), 并同时获得初始的土壤湿度廓线作为真实的初始场 (Ini-true). 除此之外, 由 CLM3.0 所生成的植被温度、地表温度等陆面变量以及土壤质地和叶面积指数等地表参数集作为辅助数据集提供给辐射传输模型, 计算微波亮温. 在 Ini-true 和 Infil-true 上分别加上随机偏差生成有误差的初始场 (记作 Ini-error) 和入渗 (记作 Infil-error), 具体见图 2 和 3. 这里用 Infil-error 表示预报模型有误差.

首先, 在 Ini-true 和 Infil-true 条件下驱动土壤水模型得到土壤湿度分布作为真实值 (初始场和模式预报均没有误差), 在 Ini-error 和 Infil-true 下得到土壤湿度分布作为观测值 (初始场有误差, 模式预报没有误差), 在 Ini-error 和 Infil-error 下得到模式模拟值 (初始场和模式预报均有误差), 同化时采用与模拟同样

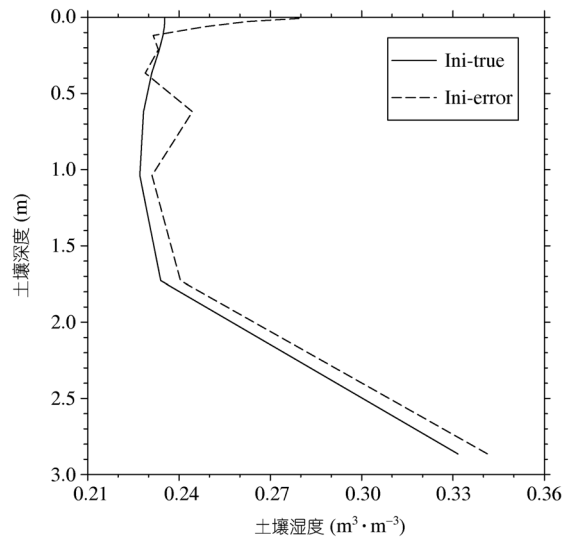


图3 初始土壤湿度廓线分布(θ_0)

实线表示正确的初始场(Ini-true), 虚线表示有误差的初始场 (Ini-error)

的初始条件. 假设待优化的 3 个参数 b' , σ 和 Q_0 选定一组值作为真值, 然后用观测土壤湿度以及辅助数据集驱动辐射传输模型得到观测亮温, 这里假定辅助数据集没有误差.

在理想试验中, 对第一个阶段首先选取第 1~546 步进行参数优化, 其中 3 个待优化参数 b' , σ 和 Q_0 取一组任意值 (有效范围内), 利用 SCE-UA 方法进行优化. 第二个阶段在整个时间区间进行土壤湿度同化, 取初始场和预报模型都有误差, 参数 b' , σ 和 Q_0 取上一阶段优化后平均值. 我们分别取 3.5, 7, 14 h 三种观测频率进行同化试验, 试验集合样本的个数取为 60 个.

为了便于分析同化和模式模拟的效果, 定义如下两个统计特征: 相对误差(relative error, RE)和均方根误差(root mean square error, RMSE):

$$RE = \frac{|S_i - O_i|}{O_i}, \quad (14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2}, \quad (15)$$

其中, S 和 O 分别表示 n 维的模式模拟(或同化)和观测的向量.

由于此理想试验中观测亮温是利用观测土壤湿度“生成”, 因此同化亮温后的土壤湿度精度“最多”只能与同化观测土壤湿度的相同. 图 4 表示每 14 h 引入微波亮温观测, 土壤湿度同化、模式模拟和真值的比较(仅显示第 1, 3, 5, 7 层). 从图 4(a)可以发现: 本研究所使用的双通同化方案(简称为 Ass-Tb)由于考虑了参数优化过程, 使得表层土壤湿度的同化结果不仅明显比模式模拟更接近真值, 而且非常接近同化观测土壤湿度(简称为 Ass-SM)的结果. Ass-Tb 方案得到的表层(0~0.0175 m)土壤湿度同化结果与观测

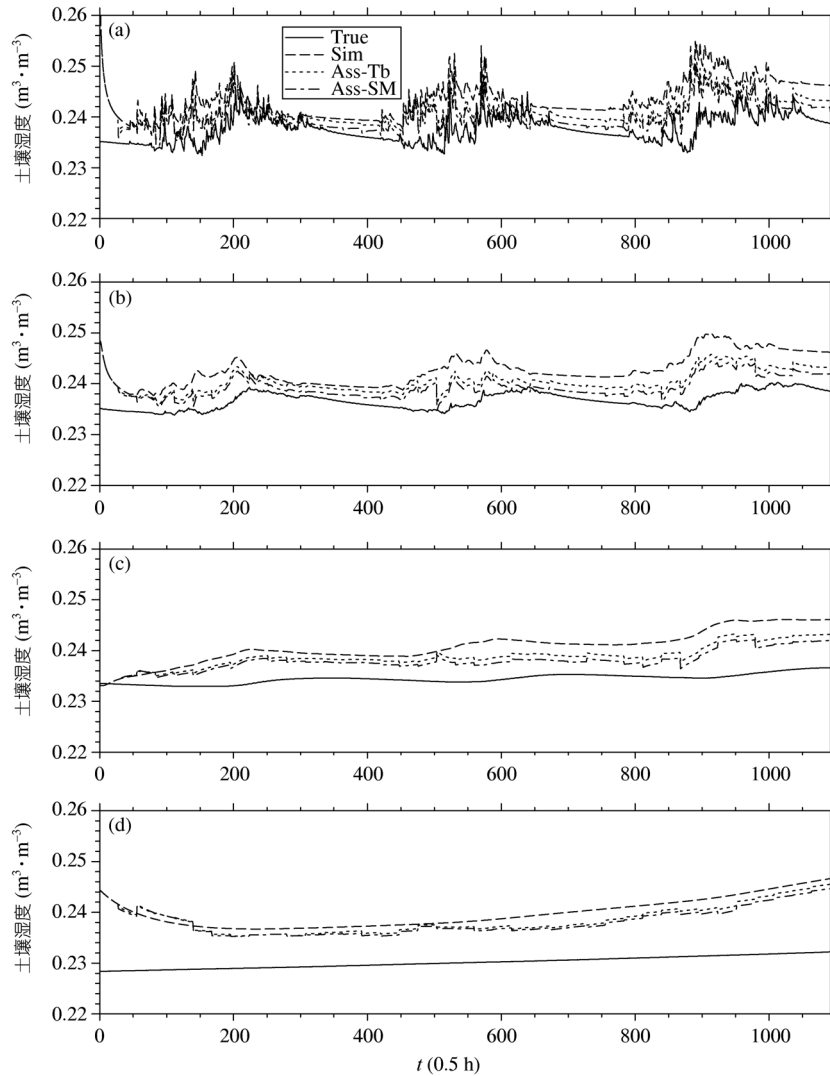


图 4 每 14 h 引入观测, 同化、模拟(Sim)和真值(True)的比较

(a)~(d)分别表示第 1(0~0.0175 m), 3(0.045~0.091 m), 5(0.17~0.29 m), 7(0.49~0.83 m)层; Ass-Tb 表示同化亮温, Ass-SM 表示同化观测土壤湿度

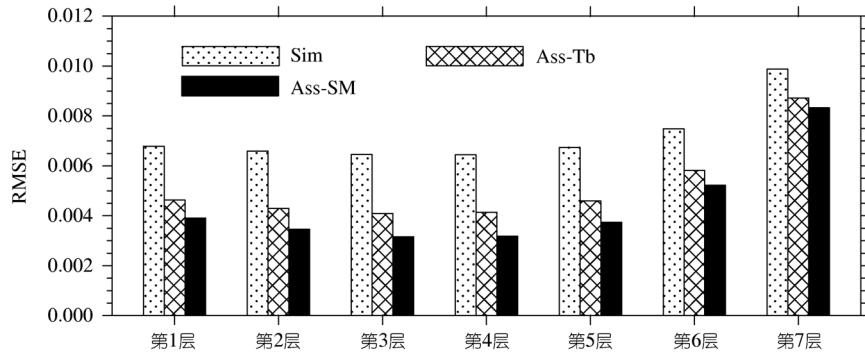


图5 同化和模式模拟与真值时间序列的均方根误差(RMSE)

Sim表示模拟, Ass-Tb表示同化亮温, Ass-SM表示同化观测土壤湿度

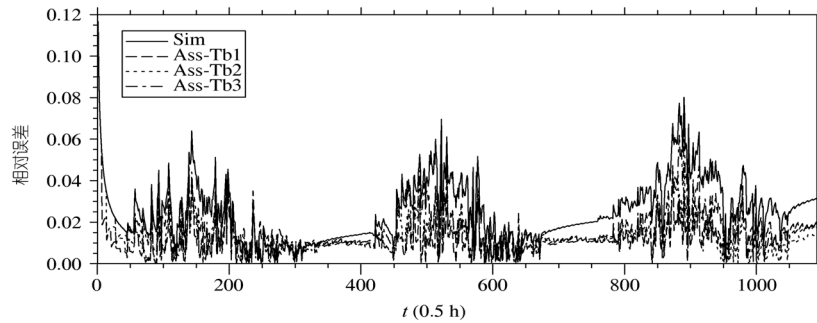


图6 不同观测频率下同化和模式模拟的表层土壤湿度与真值的相对误差比较

Sim为模式模拟, Ass-Tb1表示3.5 h引入一次观测亮温, Ass-Tb2为7 h/次, Ass-Tb3为14 h/次

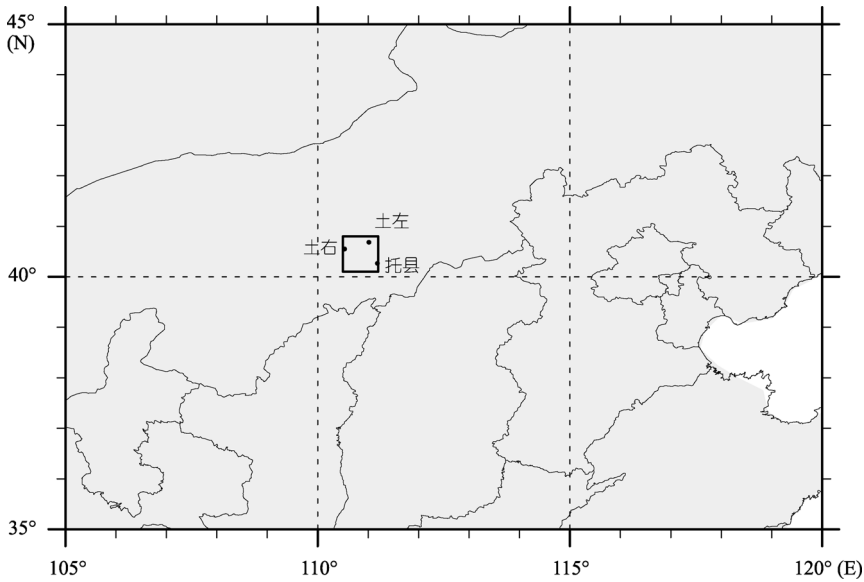


图7 同化试验的研究区域

中心点(110.85°E, 40.85°N), 其中托县(111.183°E, 40.267°N), 土左(110.533°E, 40.55°N), 土右(111.015°E, 40.683°N)

序列的均方根误差(RMSE)为 0.0356, 而模式结果与观测的 RMSE 为 0.0679(图 5), 相对减小了 47.6%. Ass-Tb 方案对深层土壤湿度的模拟也有所改善(图 4(b)~(d)), 相对于模式模拟结果, 同化结果和真值时间序列的 RMSE 在第 3, 5, 7 层分别减小了 36.6%, 31.8%和 11.7%(图 5). 这主要是因为模式低估了表层土壤湿度的模拟, 尽管微波亮温仅含有表层土壤湿度“信息”(0~1.75 cm), 但是通过同化亮温使得表层土壤湿度的模拟变大更接近真值, 然后通过模式的动力传输以及协相关可以将此“信息”传递至较深层

(1.75~83 cm), 从而使得较深层土壤湿度得到一定程度地改善^[11,20]. 但是更深层(超过 1 m)土壤湿度由于比较稳定, 同化前后差别不大^[20].

为了给出观测频率对同化结果的影响, 下面设计 1 组试验来验证它的敏感性(如图 6 所示): 每 3.5, 7 和 14 h 分别引入微波亮温观测. 图 6 表明, 随着观测频率的减小, Ass-Tb 方案与真值的相对误差会有所增大, 但都优于模式模拟结果. 当每天一次亮温观测(图中未显示), 同化结果比模式模拟的土壤湿度仍旧有明显改善, 这对于进行实测微波亮温(TMI, SSM/I,

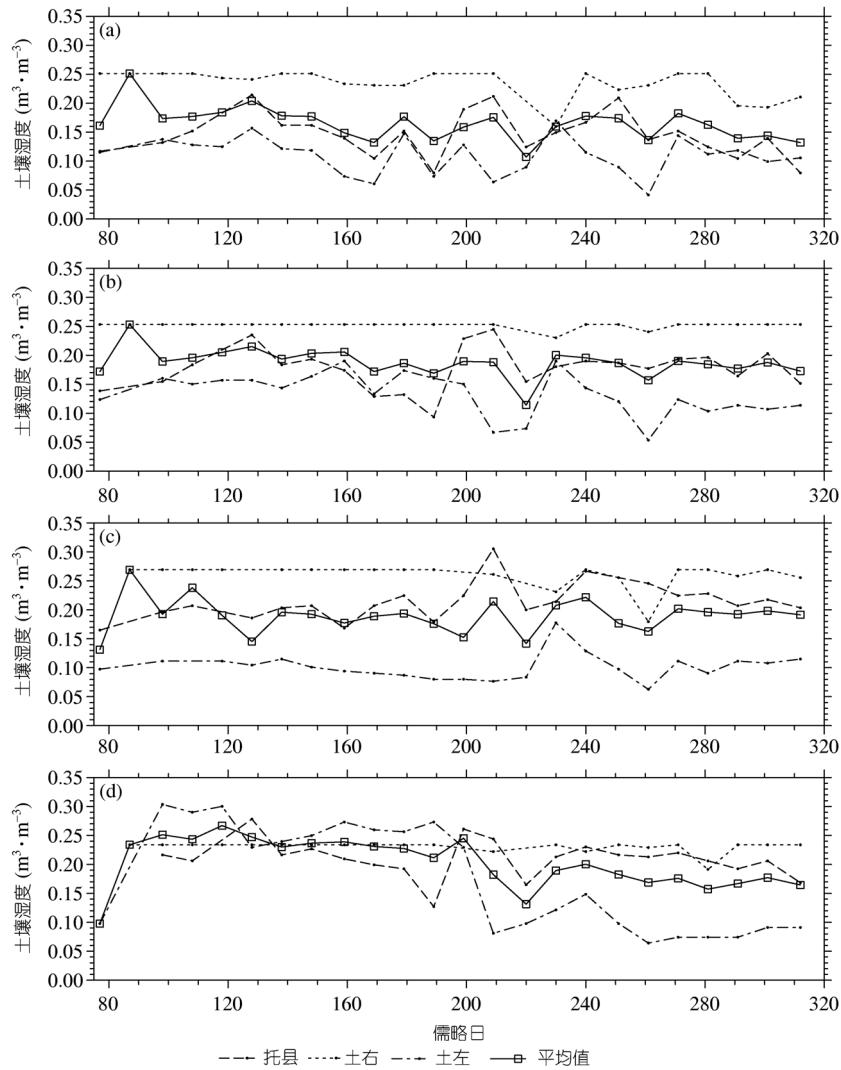


图 8 研究区域内 3 个站点在 2006 年 3 月 16 日~11 月 16 日期间的观测土壤湿度及其平均值
 (a) 顶层 0~10 cm; (b) 第 2 层 10~20 cm; (c) 第 3 层 20~30 cm; (d) 第 4 层 40~50 cm

AMSR-E 等)同化试验有很大的帮助,下面将在内蒙古地区对实测 AMSR-E 亮温资料进行同化试验.

2.2 基于 AMSR-E 亮温的同化试验

如图 7 所示,选取位于内蒙古中部地区的一个 $0.7^{\circ} \times 0.7^{\circ}$ 网格,中心点是 $(110.85^{\circ}\text{E}, 40.85^{\circ}\text{N})$. 该地区属于半干旱气候,以草地为主,下垫面比较均匀,人类活动的影响较小. 在研究区域内有 3 个土壤湿度观测站: 托县、土右和土左,每个月在 8 号、18 号和 28 号共有 3 次观测,分布在 0~10, 10~20, 20~30 和 40~50 cm 处. 本文选取 2006 年 3 月 8 日~11 月 8 日期间的观测,为了减小单点观测和网格尺度的不匹配,用 3 个站点土壤湿度的平均值作为网格的“真实观测值”来验证(图 8).

首先用 1973~2004 年大气强迫数据集^[40,41]驱动 CLM3.0 获得模式的平衡态,然后在此基础上利用师

春香^[42]发展的高分辨率数据集($0.2^{\circ} \times 0.2^{\circ}$)通过 CLM 3.0 获得研究区域 2006 年 3 月 16 日~11 月 16 日的入渗时间序列(图 9(a))以及辐射传输模型所需的辅助数据集,如植被温度、地表温度、土壤质地和叶面积指数等.

本文中 AMSR-E 亮温观测资料从美国科罗拉多大学 <ftp://sidacs.colorado.edu> 网站获得,原始格式为 Ease-Grid(等面积可扩充地球网格). 选用 2006 年 3 月 16 日~11 月 16 日期间 10.65 GHz 亮温(垂直极化),为减小白天时各种干扰,试验中仅使用降轨资料(凌晨过境),并利用 <http://nsidc.org> 网站提供的相关说明和程序将该亮温观测资料转化为经纬网投影(空间分辨率约为 25 km),对应文中研究区域的亮温见图 10(a).

由于本文发展的双通土壤湿度同化方案中辐射传输模型并未考虑积雪覆盖的情形,因此只在 3 月

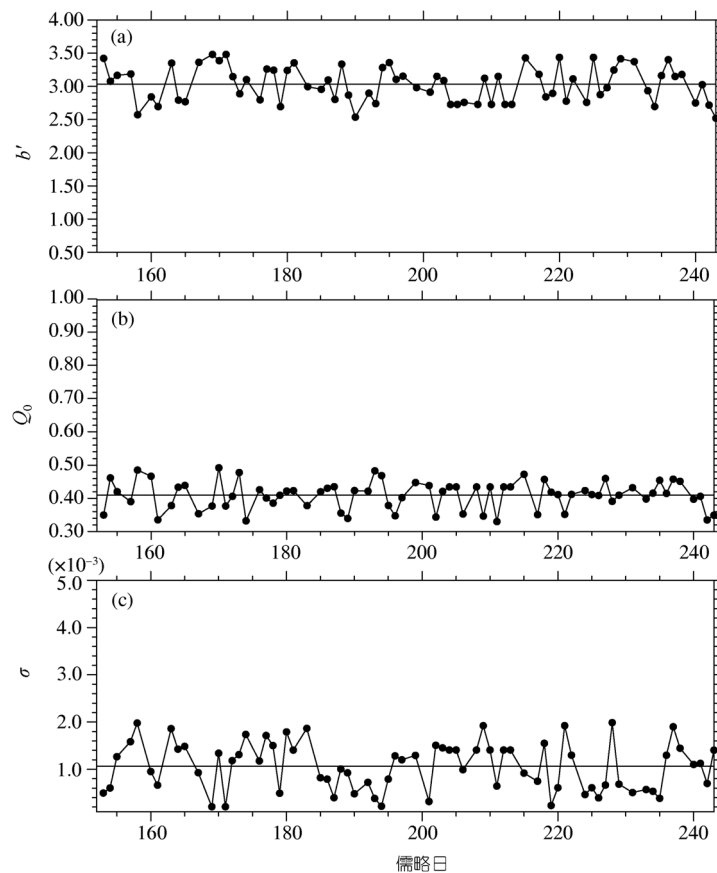


图 9 参数 b' , Q_0 和 σ 在优化阶段(2006 年 6~8 月)每天的优化结果(实心点) 水平直线表示各参数的平均值

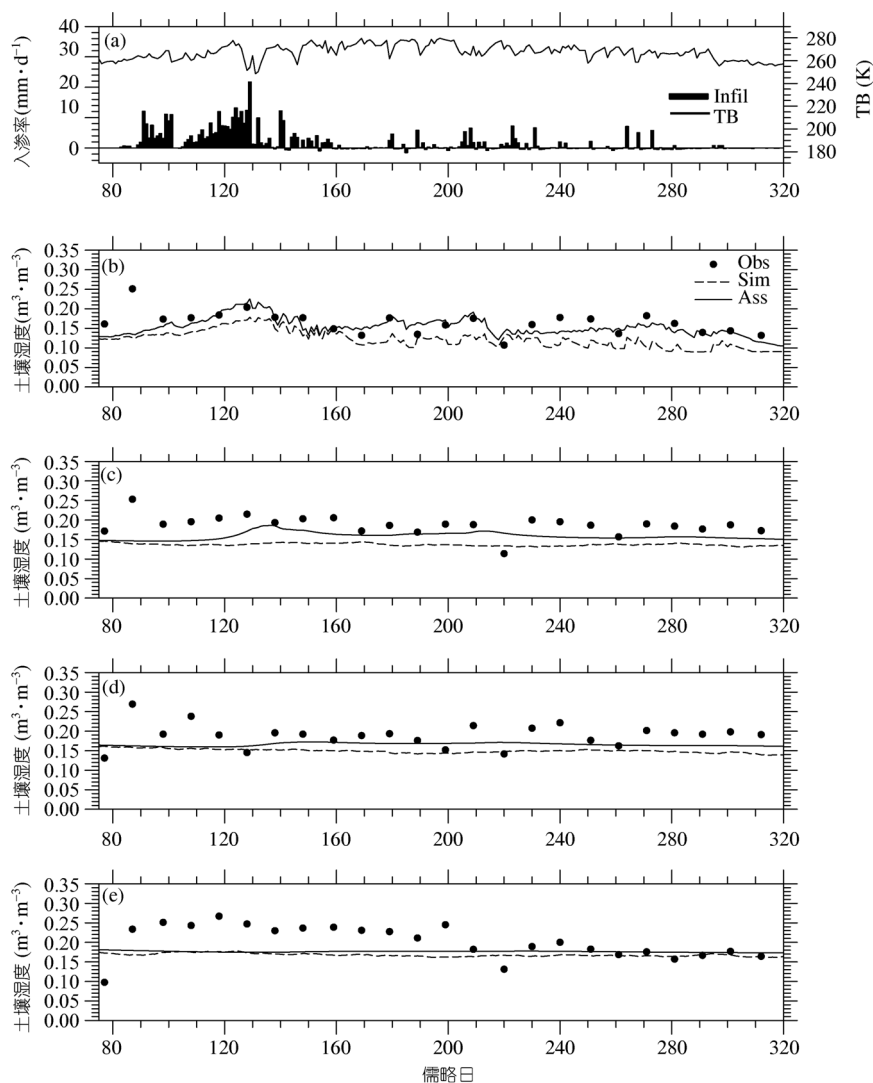


图 10 2006 年 3 月 16 日~11 月 16 日期间的入渗和 AMSR-E10.65 GHz 垂直极化亮温(a)及日平均土壤湿度时间序列((b)~(e)) (b) 顶层(0~10 cm); (c) 第 2 层(10~20 cm); (d) 第 3 层(20~30 cm); (e) 第 4 层(40~50 cm). 其中, Infil 表示入渗, TB 表示亮温, Ass 为同化结果, Sim 表示模拟, Obs 为观测

16 日~11 月 16 日期间进行同化试验(儒略日第 70~320 天). 本研究中所获得的土壤湿度台站观测资料的分层与和陆面模式 CLM 3.0 的不同, 为了便于比较, 根据 CLM 3.0 的土壤分层把模式结果(包括同化和模拟)线性插值到 0~10, 10~20, 20~30 和 40~50 cm 处.

首先利用 2006 年 6~8 月(儒略日第 152~243 天)3 个月作为参数优化阶段优化辐射传输模型的 3 个参数 b' , σ 和 Q_0 . 由于每天最多一次亮温观测, 我们选取优化窗口长度为 1 d, 这些参数在优化阶段每天的

参数值以及平均值(实线)如图 9 所示. 由于 b' , σ 和 Q_0 这 3 个参数从物理上属于静态参数, 但是由于大气驱动数据以及辅助数据集等存在误差, 它们很难固定不变. 根据图 9 可以发现, 这 3 个参数每天的值比较分散, 但是均在某个范围内波动, 因此我们选取其平均值作为最终优化参数值具有一定的合理性, 这是我们对优化值求平均的主要原因. 由于这 3 个参数对辐射传输模型的亮温模拟具有很大影响, 如果它们的分散度很大, 而且很难确定时, 对于同化结果影响很大.

各层土壤湿度的同化、模式模拟和观测的比较见图 10. 图 10(b)表明同化 AMSR-E 亮温可以明显改善顶层(0~10 cm)土壤湿度的估计, 同化结果不仅在量级上与观测数据更吻合, 而且能够反映出顶层土壤湿度的时间变异性. 其中, 相比较而言模式直接模拟的土壤湿度则偏差较大, 顶层土壤湿度同化结果与观测的 RMSE 为 0.03355, 比模拟的 0.05052 减小了 33.6%.

与理想试验结果类似, 较深层(10~50 cm)土壤湿度同化结果比模拟也有一定程度的改善(图 10(b)~(d)), 第 2~4 层(10~50 cm)同化与观测的 RMSE 比模拟平均相对减小了 20.9%, 特别是第 2 层(10~20 cm, 图 10(b)), 同化与观测的 RMSE 为 0.0415094, 而模拟为 0.05717589. 尽管如此, 在较深层同化亮温有时候可能会使模拟变得更糟糕, 例如儒略日第 230 天, 由于模拟的土壤湿度在表层和深层均偏湿, 而表层的同化结果比模拟还大, 这种“信息”的往下传递使较深层的土壤湿度比模拟还湿, 从而与观测偏离更远. 另外, 当超过 50 cm 时, 同化结果与土壤水模型模拟几乎相同(图中未显示), 改善并不明显. 这主要是因为深区的土壤性质比较稳定, 使得土壤湿度变化幅度不大而且深层土壤湿度受表层影响也很小^[43], 这些结论与 Zhang 等^[11]和 Huang 等^[20]的结果是一致的.

3 小结和讨论

本文以陆面过程模型 CLM 3.0 作为平台, 利用

其土壤水模型作为预报算子, 微波辐射传输模型作为观测算子, 建立了基于集合 Kalman 滤波算法同化微波亮温改善土壤湿度估计的双通同化方案. 由于 SCE-UA 优化算法的引入, 减少了辐射传输模型中植被光学厚度和地表粗糙度参数的不确定性, 从而使得微波遥感资料能更好地应用于陆面数据同化. 此同化方案实现了辐射传输模型及顺序同化算法与陆面过程模型 CLM 3.0 的“离线”耦合.

人工理想试验以及基于 AMSR-E 亮温的同化试验都表明: 同化微波亮温能够明显改善表层土壤湿度的模拟, 对较深层土壤湿度模拟也有一定程度的改善, 而深层(超过 50 cm)土壤湿度同化结果和模拟差别不大, 主要是因为深层土壤性质比较稳定. 本研究建立的双通同化方案对于土壤湿度观测稀少甚至没有的地方尤其具有重要实际意义. 它可以利用同化遥感资料来改善模式模拟, 并且由于 AMSR-E 亮温比土壤湿度站点观测具有更高的时空分辨率(约 25 km), 此同化方案在获得更高精度的高时空分辨率土壤湿度分布方面有较大的潜力.

需要指出的是, 文中辐射传输模型所需要的地表温度、植被温度等是陆面过程模型 CLM 3.0 的输出结果, 它们本身与实际值存在着偏差, 因此需要更多的试验来确定它们对于土壤湿度同化结果的影响. 我们下一步将在此同化方案中考虑土壤冻融过程, 并完全耦合到陆面过程模型 CLM 3.0 中.

致谢 阳坤研究员在辐射传输模型方面提供帮助, 陈锋在画图方面提供帮助, 审稿人对本文提出建设性修改意见, 在此一并致谢.

参考文献

- 1 Entekhabi D, Rodriguez-Iturbe I, Castelli F. Mutual interaction of soil moisture state and atmospheric processes. *J Hydrol*, 1996, 184: 3—17
- 2 郭维栋, 马柱国, 王会军. 土壤湿度——一个跨季度降水预测中的重要因子及其应用探讨. *气候与环境研究*, 2007, 12: 20—28
- 3 Rodell M, Houser P R, Jambor U. The global land data assimilation system. *Bull Amer Meteorol Soc*, 2004, 85: 381—394
- 4 Entin J K, Robock A, Vinnikov K Y, et al. Evaluation of global soil wetness project soil moisture simulation. *J Meteorol Soc Jpn*, 1999, 77: 183—198
- 5 Schmugge T J, O'Neill P E, Wang J R. Passive microwave soil moisture research. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1986, 24: 12—22
- 6 Njoku E G, Jackson T J, Lakshmi V, et al. Soil moisture retrieval from AMSR-E. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2003, 41: 215—229
- 7 Shi J C, Jiang L M, Zhang L X, et al. Physically based estimation of bare-surface soil moisture with the passive radiometers. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 2006, 44: 3145—3153
- 8 Reichle R H, Koster R D, Liu P, et al. Comparison and assimilation of global soil moisture retrievals from the Advanced Microwave Scanning Radiometer for the Earth Observing System (AMSR-E) and the Scanning Multichannel Microwave Radiometer (SMMR). *J Geophys Res*, 2007, 112: D09108, doi: 10.1029/2006JD008033

- 9 Walker J P, Houser P R. A methodology for initializing soil moisture in a global climate model: Assimilation of near-surface soil moisture observations. *J Geophys Res*, 2001, 106: 11761—11774
- 10 Margulis S A, McLaughlin D, Entekhabi D, et al. Land data assimilation and estimation of soil moisture using measurements from the Southern Great Plains 1997 Field Experiment. *Water Resour Res*, 2002, 38: 1299, doi: 10.1029/2001WR001114
- 11 Zhang S W, Li H R, Zhang W D, et al. Estimating the soil moisture profile by assimilating near-surface observations with ensemble Kalman filter (EnKF). *Adv Atmos Sci*, 2006, 22: 936—945
- 12 黄春林, 李新. 土壤水分同化系统的敏感性试验研究. *水科学进展*, 2006, 17: 457—465
- 13 张生雷, 谢正辉, 田向军, 等. 基于土壤水模型及站点资料的土壤湿度同化方法. *地球科学进展*, 2006, 21: 1350—1362
- 14 张生雷, 谢正辉, 师春香, 等. 集合 Kalman 滤波在土壤湿度同化中的应用. *大气科学*, 2008, 32: 1419—1430
- 15 De Lannoy G J M, Houser P R, Pauwels V R N, et al. State and bias estimation for soil moisture profiles by an ensemble Kalman filter: Effect of assimilation depth and frequency. *Water Resour Res*, 2007, 43: W06401, doi: 10.1029/2006WR005100
- 16 Tian X J, Xie Z H, Dai A G. A land surface soil moisture data assimilation system based on the dual-UKF method and the Community Land Model. *J Geophys Res*, 2008, 113: D14127, doi: 10.1029/2007JD009650
- 17 田向军, 谢正辉. 考虑次网格变异性及土壤冻融过程的土壤湿度同化方案. *中国科学 D 辑: 地球科学*, 2008, 38: 741—749
- 18 Crosson W L, Laymon C A, Inguva R, et al. Assimilating remote sensing data in a Surface Flux-Soil Moisture Model. *Hydrol Process*, 2002, 16: 1645—1662
- 19 Li X, Koike T, Mahadevan P. A very fast simulated re-annealing (VFSA) approach for land data assimilation. *Comput Geosci*, 2004, 30: 239—248
- 20 Huang C L, Li X, Lu L, et al. Experiments of one-dimensional soil moisture assimilation system based on ensemble Kalman filter. *Remote Sens Environ*, 2008, 112: 888—900
- 21 Jakson T J, Schmugge T J. Vegetation effects on the microwave emission of soils. *Remote Sens Environ*, 1991, 36: 203—212
- 22 Wegmuller U, Matzler C. Rough bare soil reflectivity model. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1999, 37: 1391—1395
- 23 Njoku E G, Chan S K. Vegetation and surface roughness effects on AMSR-E land observations. *Remote Sens Environ*, 2006, 100: 190—199
- 24 Loew A. Impact of surface heterogeneity on surface soil moisture retrievals from passive microwave data at the regional scale: The upper Danube case. *Remote Sens Environ*, 2008, 112: 231—248
- 25 Yang K, Watanbe T, Koike T, et al. Auto-calibration system developed to assimilate AMSR-E data into a land surface model for estimating soil moisture energy budget. *J Meteorol Soc Jpn*, 2007, 85A: 229—242
- 26 Evensen G. Sampling strategies and square root analysis schemes for the EnKF. *Ocean Dyn*, 2004, 54: 539—560
- 27 Duan Q Y, Gupta V K, Sorooshian S. A shuffled complex evolution approach for effective and efficient global minimization. *J Opt Theory App*, 1993, 76: 501—521
- 28 Oleson K W, Dai Y J, Bonan G, et al. Technical description of the Community Land Model (CLM), NCAR/TN-461+STR, 2004
- 29 Fujii H. Development of a microwave radiative transfer model for vegetated land surface based on comprehensive *in-situ* observations. Doctoral Dissertation. Tokyo: University of Tokyo, 2005
- 30 Darcy H. *The Public Fountains of the City of Dijon*. Paris: Dalmont, 1856
- 31 谢正辉, 曾庆存, 戴永久, 等. 非饱和流问题的数值模拟研究. *中国科学 D 辑: 地球科学*, 1998, 28: 175—180
- 32 田向军. 包含地下水位动态变化的陆面水文机制集成及其与全球气候模式的双向耦合研究. 博士学位论文. 北京: 中国科学院研究生院, 2006
- 33 Mo T, Choudury B J, Schmugge T J, et al. A model for microwave emission from vegetation covered fields. *J Geophys Res*, 1982, 87: 11229—11237
- 34 Wang J R, Choudhury B J. Remote sensing of soil moisture content over bare fields at 1.4 GHz frequency. *J Geophys Res*, 1981, 86: 5277—5282
- 35 Dobson M C, Ulaby F T, Hallikainen M T, et al. Microwave dielectric behavior of wet soil-Part II: Dielectric mixing models. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1985, 23: 35—46
- 36 Ulaby F T, Moore R K, Fung A K. *Microwave Remote Sensing: Active and Passive-Volume III, From Theory to Applications*. Norwood: Artech House, 1986
- 37 Paloscia S, Pampaloni P. Microwave polarization index for monitoring vegetation growth. *IEEE Trans Geosci Remote Sensing*, 1988, 26: 617—621
- 38 Evensen G. The Ensemble Kalman Filter: Theoretical formulation and practical implementation. *Ocean Dyn*, 2003, 53: 343—367

- 39 Duan Q Y, Sorooshian S, Gupta V K. Optimal use of the SCE-UA global optimization method for calibrating watershed models. *J Hydrol*, 1994, 158: 265—284
- 40 Qian T T, Dai A G, Trenberth K, et al. Simulation of global land surface conditions from 1948 to 2004, part I: Forcing data and evaluations. *J Hydrometeorol*, 2006, 7: 953—975
- 41 Tian X J, Dai A G, Yang D Q, et al. Effects of precipitation-bias corrections on surface hydrology over northern latitudes. *J Geophys Res*, 2007, 112: D14101, doi: 10.1029/2007JD008420
- 42 师春香. 基于 EnKF 算法的卫星遥感土壤湿度同化研究. 博士学位论文. 北京: 中国科学院研究生院, 2008
- 43 Yang K, Koike T. Inverse analysis of the role of soil vertical heterogeneity in controlling surface soil state and energy partition. *J Geophys Res*, 2005, 110: D08101, doi: 10.1029/2004JD005500